

深層学習を用いた 6 時間先の河川水位 予測実現に向けた基礎的検討

福丸大智*・赤松良久*・新谷哲也**・藤井晴香*

*山口大学大学院創成科学研究科, **東京都立大学都市基盤環境学科

1. はじめに

気候変動に起因した集中豪雨による河川氾濫が頻発する今日、流域面積が小さく短時間に急激な水位変動を伴い得る中小河川流域では逃げ遅れによる人的被害のリスクがより一層懸念される。このような現状を踏まえると、即時的かつ高精度な河川水位予測システムの開発が求められている。さらには、夜間や明け方における増水の発生を想定した場合や特に避難に時間を要する要配慮者に適切な避難を促す上で、できるだけ時間的余裕のある水位予測情報の提示が必要である。近年大きな注目を集めている深層学習^{1),2),3)}は多様なモデルパラメータの同定なしに瞬時の出力が可能であり、河道断面や地形情報などの複雑な入力データを必要としないことから、比較的観測データが充実していない中小河川流域への有用性が期待される。さらには、気象庁が公開している局地数値予報モデル⁴⁾に代表される数値予報モデルにより得られる予測雨量を水位予測モデルに活用することで、予測時間の延長やさらなる高精度化が期待される。そこで、本研究では深層学習を用いて観測水位・雨量および将来時刻の雨量を入力データとした水位予測モデルを開発し、山口県二級水系厚東川流域を対象に流域内多地点における 6 時間先の河川水位予測実現に向けた基礎的検討を実施した。

2. 方法

2.1 対象河川

対象河川は、山口県二級河川の厚東川流域とした(図-1)。本川厚東川は山口県美祢市秋芳町を源に発し、宇部市大字に位置している厚東川ダムにおいて支川大田川と合流した後に宇部市の市街地に流下する流域面積約 405km²、幹川路延長 59.9km の二級河川である。流域内には雨量観測所が 9 地点、水位観測所が 7 地点位置している。なお、本研究では潮汐の影響、欠測が多数存在しないことを考慮して信高橋、綾木、岩永、木田橋の 4 地点を検討の対象とし、以降、上流から Koto0~Koto3 と記す。

2.2 モデルの構築

本研究で構築した深層学習を用いた水位予測モデルは、入力層、中間層および出力層で構成され、中間層には時系列データの学習・推論の能力に長けており、なおかつ長期の時系列情報の保持が可能な LSTM(Long Short Terms Memory)⁵⁾を使用した(図-2)。従来型の RNN では学習計算時に誤差関数の勾配が 0 となる勾配損失や発散する勾配爆発に起因する短期記憶問題が生じ得る。それに対して、LSTM は①過去の記憶を保持する記憶セル、②入力データの制御をする入力ゲート、③不要な情報を忘却する忘却ゲート、④出力データの制御をする出力ゲートの 1 つのセルと 3 つのゲートを導入することで、不要な情報は忘却しつつ時系列データの情報を保持することができるため、従来型の RNN で見られる短期記憶問題は改善される。また、河川水位は、過去時系列における波形が将来時刻の値に大きな影響を及ぼし得ることから、LSTM は水位予測に対して有効である。

学習時に設定が必要であるハイパーパラメータのバッチサイズ、エポック数、中間層のノード数に

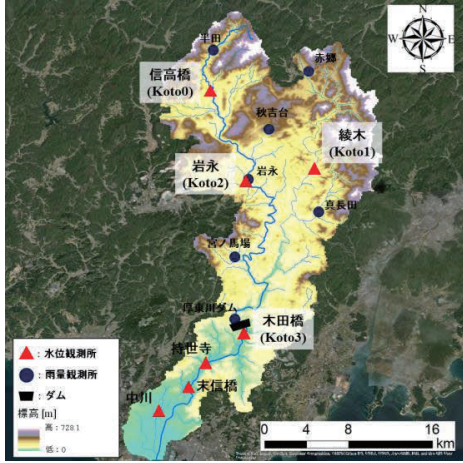


図-1 厚東川流域

ついて、本研究では試行錯誤的に選定し、表-1に示す値とした。

入出力層の条件について、本研究では将来時刻における雨量を援用したモデルの有用性を評価するために異なる2種類の入出力パターンで精度検証を実施した(表-2)。まず、Case1については流域内多地点における過去72時間前から現在時刻の雨量・水位を入力し、6時間先の流域内多地点における水位を同時出力する。Case2については、過去72時間前から現在時刻の雨量・水位に加えて、1~6時間先の予測雨量を入力して6時間先の流域内多地点における水位を出力する設定とした。なお、本研究では将来時刻における雨量を反映した場合の水位予測モデル自体の精度評価を主眼に置いているため、実測雨量を予測雨量と見立てた疑似の予測雨量を用いた。

検討には、厚東川流域における2006年から2019年までの1時間間隔の実測雨量(mm/h)と水位データ(cm)を使用した。欠測に関して、雨量は時間方向の補間が不可能なため、補間対象となる雨量観測所の最近隣に位置する観測所における雨量値を代入することで補間した。水位に関しては、前後の時間の水位値から線形補間を施した。なお、未観測期間が長かった真長田雨量観測所は検討の対象から除いた。また、学習の際に雨量・水位のデータのスケール間で大きな偏りがある場合、学習に悪影響を及ぼすことが知られており、本研究では各種データに平均値0、標準偏差1となるような標準化処理を施した。過去の雨量と水位の関係性を学習するための学習期間とそれをもとに推論を行い、精度評価をするための検証期間に分けてモデルを構築した。なお、学習期間は、2006年から2017年の約17年間に設定し、検証期間は厚東川流域で増水が見られた平成30年7月豪雨に該当する期間とした。

3. 結果および考察

3. 結果および考察

水位観測所別の各種計算ケースによる予測水位と実測水位の時系列比較を図-3に示す。まず、Case1について、ハイドログラフの逓減時や水防団待機水位を下回るような平水位時の再現性は良好である。

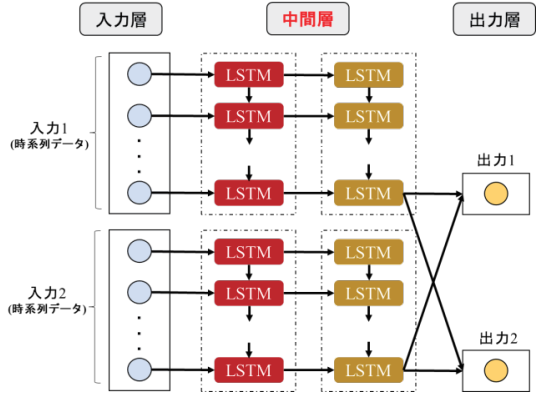


図-2 深層学習モデルの概念図

表-1 ハイパーパラメータの設定値

	各値
バッチサイズ	512
エポック数	150
中間層のノード数	400

表-2 入出力層の各種条件

	入力層		出力層
	種類	時間 [h]	
Case1	観測雨量・水位	-72~0	6時間先の多地点水位
Case2	観測雨量・水位 予測雨量	1~6	

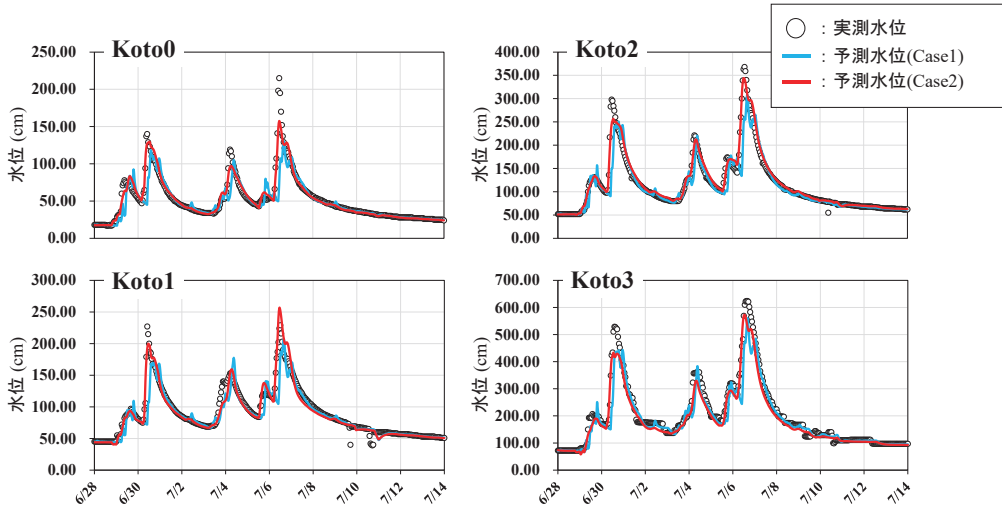


図-3 Case1 および Case2 における予測水位と実測水位の比較

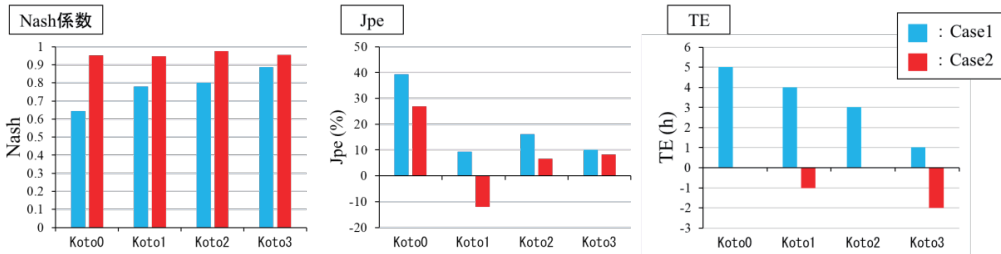


図-4 Case1 および Case2 における各種定量評価指標の比較

しかしながら、ハイドログラフの立ち上がりに関しては実測水位と比較して大きな遅れが生じ、ピーク水位の値についても大幅な過小評価がみられた。ピーク水位付近における波形を詳細に見ると、Case1 ではピーク水位を迎え、水位が逓減した直後に再び上昇するという傾向が全ての水位観測所で見られた。これは、Case1 では実測雨量・水位のみを入力に用いて予測しているため、特に直接流出の影響を受けやすいピーク水位付近では実測水位を予測しきれなかったためと考えられる。次に、Case2 について最上流の Koto0 はピーク水位の値を過小評価しているものの、その他の水位観測所については立ち上がりから逓減時まで実測水位を良好に予測している。最上流の Koto0 が特に過小評価を示したのは、Koto0 のピーク水位付近の時系列における実測水位に着目すると単位時間あたりの水位上昇が他の観測所に比べて急激であり、そのような水位変化を十分に捉えきれなかったためである。

各種計算ケースの再現性について、定量的に評価するために以下の3つの式で定義される①ハイドログラフ全体の再現性を表す Nash-Sutcliffe 係数(以下、Nash 係数と表記)⁹⁾、②計算ピーク水位値の実測ピーク水位値に対する誤差率(J_{pe})、③計算ピーク水位の生起の遅れ時間(TE)を算出した。

$$\text{Nash} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (H_{si} - H_{oi})^2}{\sum_{i=1}^N (H_{oi} - H_{oave})^2} \quad (1)$$

$$J_{pe} = \frac{H_o^{Max} - H_s^{Max}}{H_o^{Max}} \times 100 \quad (2)$$

$$\text{TE} = T_s^{Max} - T_o^{Max} \quad (3)$$

なお、 H_{oi} 、 H_{si} は*i*番目のデータにおける実測水位および予測水位、 H_{oave} は実測水位の時間平均(cm)、

H_o^{Max} , H_s^{Max} はそれぞれ実測ピーク水位, 計算ピーク水位であり, T_o^{Max} , T_s^{Max} は計算ピーク水位, 実測ピーク水位が生じた時刻である. また, Nash 係数は値が 1.0 をとる場合に完全予測を表し, 0.7 以上でハイドログラフの時系列全体における再現性が良好であると判断される⁶⁾. 図-4 に各種指標を算出した結果を示す. まず, Nash 係数について Case1 は最上流の Koto0 を除くすべての水位観測所で 0.7 を上回っており, ハイドログラフの時系列全体の再現性は数値上では良好である. これは, 図-3 の結果からも示されたように, 水防団待機水位を下回るような平水位時における再現性が良好であったためである. 一方で, Case2 では流域内のすべての地点において 0.9 を上回っており, Case1 と比較してもハイドログラフの時系列全体における再現性は非常に良好である. 次に, J_{pe} の絶対値に着目すると Koto1 を除く全ての地点で Case2 のほうが, Case1 に比べて小さな値を示した. さらに TE の値に着目しても, Case1 では特に上流域に位置している Koto0 や Koto1 において 4 時間以上のピーク水位生起の遅れが見られたものの, Case2 では遅れが軽減されていることが分かる. Case1 は Nash 係数がほとんどの水位観測所で 0.7 を上回り, ハイドログラフの時系列全体の再現性について数値上は良好と算出されたが, ピーク水位の再現性を評価する J_{pe} および TE に着目すると高水位時における再現性は課題であることが定量的に示された. 一方で, Case2 は Nash 係数, J_{pe} および TE ともに Case1 と比べると大幅に良好な値を示し, 将来時刻における降雨情報を入力層に反映することによって 6 時間先の水位予測の精度が大幅に上昇する可能性が示された.

4. まとめ

本研究では, 深層学習を用いて観測雨量・水位に加えて予測雨量を入力に与えて 6 時間先の水位を予測するモデルを開発し, 山口県二級水系厚東川流域を対象に予測雨量を考慮しない場合と比較することで予測精度の向上効果について検討した. その結果, 将来時刻における雨量の反映を考慮しないモデルにおいては特にハイドログラフの立ち上がりの遅れやピーク水位の大幅な過小評価などがみられたものの, 将来時刻における雨量の入力を想定した場合, 流域内のすべての水位観測所でハイドログラフの時系列全体の再現性は向上し, ピーク水位の再現性も極めて良好であった. 以上より, 将来時刻における降雨情報を入力層に与えることで, 流域内多地点における 6 時間先の河川水位予測を高精度にできる可能性が示された. 今後は, 気象庁が公開している局地数値予報モデル⁴⁾など実際の予測雨量を援用し, 予測雨量の誤差も踏まえた水位予測モデルの精度検討を行うことが重要である.

5. 参考文献

- 1) 一言正之, 櫻庭雅明, 清雄一: 深層学習を用いた河川水位予測手法の開発, 土木学会論文集 B1(水工学), Vol.72, No.4, I_187-I_192, 2016.
- 2) 山田恒輝, 小林洋介, 中津川誠, 岸上順一: リカレントニューラルネットワークを用いた 2016 年の常呂川洪水事例の水位予測, 水工学論文集 B1(水工学) Vol.74, No.5, I_1369-I_1374, 2018.
- 3) 福丸大智, 赤松良久, 新谷哲也, 藤井晴香: 深層学習を用いた流域内多地点における河川水位・流量予測モデルの開発, 土木学会論文集 B1(水工学) Vol.77, No.2, I_1231-I_1236, 2021.
- 4) 気象庁: メソモデル・局地モデル. <https://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/whitep/1-3-6.html>, 閲覧日: 2022/1/30.
- 5) Hochreiter, S. and Schmidhuber, J.: Long Short-Term Memory, *Neural Computation*, Vol.9, No.8, pp.1735-1780, 1997.
- 6) Nash J. E. and Sutcliffe J. V.: River flow forecasting through conceptual models part I-A discussion of principles, *Journal of Hydrology*, Vol.10, pp.282-290, 1970.